基于国际头痛诊断标准的原发性头痛辅助决策系统 *

尹梓名 [1]，董 钊 [2†]，孔祥勇 [1]

(1. 上海理工大学 医疗器械与食品学院, 上海 200093; 2. 中国人民解放军总医院 神经内科, 北京 100853)

摘 要：针对原发性头痛在我国发病率较高但诊断准确率较低的问题，提出了一种将文本化的国际头痛诊断标准转换为计算机可执行推理的临床知识建模和知识库构建方法，该方法首先将基于诊断标准绘制的诊断思维流程图转换为规范化的临床知识表达模型，再将临床知识表达模型通过规则映射技术转换为计算机推理诊断所用的规则，形成知识库。并以此为基础开发了覆盖完整头痛诊断流程的原发性头痛辅助决策系统。临床评估显示，该系统可正确识别出 91.3%的偏头痛、87.2%的紧张型头痛和 90.0%的丛集性头痛病人，对常见的原发性头痛具有较高的诊断准确率。

关键词：原发性头痛；辅助决策系统；国际头痛诊断标准；临床知识建模

中图分类号：TP391.5　　doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2017.08.0902

Assistant decision-making system based on international diagnostic criteria for primary headache disorders

Yin Ziming[1], Dong Zhao[2†], Kong Xiangyong[3]

(1. *School of Meical Instrument & Food Engineering*, *University of Shanghai for Science & Technology*, *Shanghai* 200093, *China*; 2. *Department of Neurology*, *Chinese PLA General Hospital*, *Beijing* 100853, *China*)

Abstract: In order to overcome the problem of high morbidity and low diagnostic accuracy of primary headaches in China, this paper proposed a clinical knowledge modeling and knowledge base constrcuting method that translating text-based diagnostic criteria to computer execuable knowledge. This method first translated diagnostic criteria based flow chart of diagnostic thoughts to clinical knowledge representation model, then translated clinical knowledge representation model to reasoning rules by rules-mapping technique. On the basis of the above method, an assistant decision-making system for primary headaches was developed. Clinical evaluation showed that this system can recognize 91.3% of migraine, 87.2% of tension-type headache, 90.0% of cluster headache, and therefore achieve a relatively high success rate for common primary headaches.

Key Words: primary headache; assistant decision-making system; international diagnostic criteria for headache disorders; clinical knowledge modeling

0 引言

头痛是神经内科门诊患者最常见的主诉之一，研究表明，头痛患者约占所有神经内科门诊患者的 20%[1]。而在头痛患者中，原发性头痛的患病比例占所有头痛类型的绝大部分[2]。另据国际卫生组织统计，我国原发性头痛患病率已高达 23.8%，其中偏头痛患病率为 9.3%，紧张型头痛为 10.8%[3]。由于我国人口基数庞大，较高的头痛患病率意味着头痛患者绝对人数众多。而每年我国患者因原发性头痛花费达 6727 亿元人民币，占我国 GDP 的 2.24%，不仅给患者家庭同时也给我国国民经济带来沉重的负担。

虽然头痛患者众多，但目前我国在头痛疾患的诊断上仍较为混乱，正确诊断及治疗的比例极低。以患病率最高的两类头痛为例，偏头痛仅为 13.8%，紧张型头痛仅为 5.6%[4]。并且在各级医院仍然存在很多不规范及医生自己杜撰的头痛诊断，如“血管性头痛”、“神经性头痛”等。不规范的诊断会导致不恰当的治疗，贻误最佳治疗时机，使头痛程度加重、次数增多，进而由急性头痛形成慢性每日头痛[5]和难以治愈的顽固性头痛，严重者丧失劳动能力，严重影响患者生活质量。当头痛加重后，患者为了得到有效治疗会辗转于各大三甲医院，不仅占用了大量医疗资源，同时也大幅提高了看病花销。因此，提高各级医院的头痛诊断准确率非常重要。

目前国内外通行的头痛诊断标准是国际头痛学会制定的国际头痛疾患分类标准（international classification of headache disorder，ICHD）[6]。此标准将所有头痛疾患分为原发性头痛和继发性头痛两大类。继发性头痛是一类由外部因素导致的头痛，

基金项目：国家自然科学基金资助项目（81471146）；首都卫生发展科研专项资助项目（2014-4-5013）

作者简介：尹梓名（1986-），男，讲师，博士，主要研究方向为临床决策支持系统、医疗数据挖掘（yinziming1@163.com）；董钊（1976-），男（通信作者），副主任医师，副教授，博士，主要研究方向为头面痛的诊断和治疗；孔祥勇（1979-），男，讲师，主要研究方向为移动医疗、智慧医疗.

这类疾病可通过仪器设备的辅助检查得到较为可靠的结果。诊断的难点在于原发性头痛。原发性头痛包括偏头痛、紧张型头痛、三叉自主神经头痛和其他原发性头痛四个大类，此类患者的常规影像学及其他辅助检查均无异常，医生主要依靠患者对自己头痛临床症状的回忆作出诊断，如头痛的发作频率、部位、疼痛类型、持续时间、伴随症状、止痛药物服用情况等。造成原发性头痛诊断易出错的原因有如下几点：首先，由于专业背景所限，很多非专科医生并不了解 ICHD，在临床中未按照 ICHD 去诊断；其次，ICHD 中原发性头痛种类众多，且多种头痛诊断标准间的相似度比较高，这导致医生记忆时容易混淆；最后，由于医生对于诊断标准不熟，在诊断时经常忘记询问某项诊断指标或者对于某项指标不知道如何问诊。另外，很多患者来就诊时记不清头痛发作时的症状（比如忘记头痛持续时间是大于 4 个小时还是小于 4 个小时，根据诊断标准，头痛持续时间对诊断非常重要），这也给医生诊断带来困难。

如果能将诊断标准以知识库的形式固化到计算机中，形成在问诊、诊断、治疗时提供辅助决策的系统，同时再配合基于移动端 APP 的患者电子头痛日志系统，将有助于医生获取准确的患者症状信息，理解并记忆诊断标准，提高头痛的诊断准确率。目前国外对于原发性头痛辅助决策系统的研究尚处于初级阶段，而国内更是一片空白。Khayamnia 等人[7]开发了基于模糊逻辑的头痛专家系统，然而此款工具只能诊断偏头痛，适用范围有限。Hasan 等[8]开发了基于树型图（tree diagram）的头痛诊断专家系统，通过一系列问题的串联得到诊断结论，但是此方法所覆盖的头痛诊断标准并不完全。Krawczyk 等[9]利用机器学习的方法来诊断头痛，通过比较多种机器学习算法，得出使用随机森林的方法效果最佳,但是此类计算机算法对于医生来说是黑盒，很难得到医生的认可。跟据调研的情况来看，目前已有的头痛系统都仅局限在实验室范围内，未能广泛应用到临床实践之中。

为了在各级医院普及头痛诊断标准，本文利用网络技术和人工智能中的知识库建模技术，基于最新的国际头痛诊断标准（ICHD-III beta），开发了原发性头痛辅助决策系统。系统分为面向医生的辅助决策系统和基于移动端 APP 的患者电子头痛日志系统。期望可以通过本系统推广头痛诊断标准、实现诊断标准的知识共享，帮助非专科医生提高对于诊断标准的依从度、规范诊断，进而提高诊断准确率。

1 方法

1.1 系统总体架构

如图 1 所示，本系统采用浏览器/服务器模式（browser/server，B/S 架构）进行开发，这种架构有如下优势：a）便于访问，医生只需要操作系统自带的浏览器就可以访问本系统，无须安装额外的软件；b）系统可以跨平台访问，医生无论在 PC 端还是手持移动端（手机、Pad）都可以访问；c）便于后期维护升级，如更新系统功能或者更新知识库，只需要在服务器端就可以完成；d）便于在多家医院推广和应用，无论在哪个城市，只要联网就可以使用。

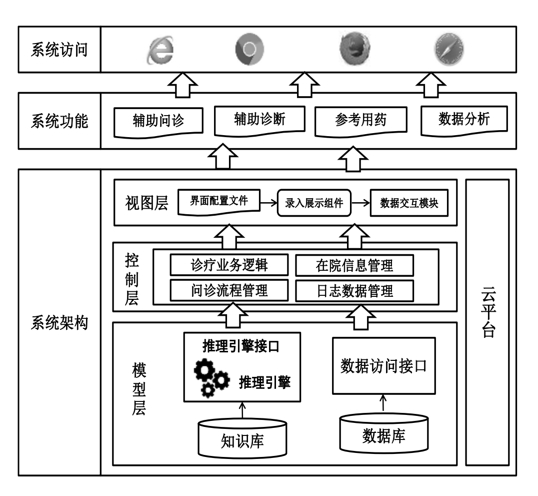


图 1　系统总体架构

本系统采用 MVC 模式（model-view-controller）进行系统框架的开发，可以降低数据描述和应用操作的耦合度，使系统结构清晰，易于复用各模块内的组件。模型层（model）是应用程序中用于处理数据逻辑的部分，分为两部分，一是用于处理知识的推理引擎接口、推理引擎和知识库，二是数据库和数据库接口。控制层（controller）包括诊疗业务逻辑、在院信息管理，问诊流程管理和日志数据管理。视图层（view）是应用程序中处理数据显示的部分，包括界面配置文件、录入展示组件和数据交互模块。而且各个部分的分离使得系统的维护性和扩展性大大提高。整个系统运行在云服务器上，有利于各级医院之间临床数据和知识的共享。同时，系统根据医生用户角色不同设置不同的权限，提供数据的导出与管理功能，方便医生进行临床回顾性研究。

1.2 关键技术

1.2.1 临床知识建模及知识库构建技术

知识库是计算机辅助决策系统的核心[10]，但知识的获取是临床知识库开发过程中的难题。这是因为临床知识库的构建必须由临床专家和知识工程师通力合作才能完成。而双方由于知识背景不同，一方表达的内容很难被另一方理解和接受。本文设计了一套临床知识转换方法，可将文本化的头痛诊断标准转换为计算机可以执行推理的知识，整个过程如图 2 所示。

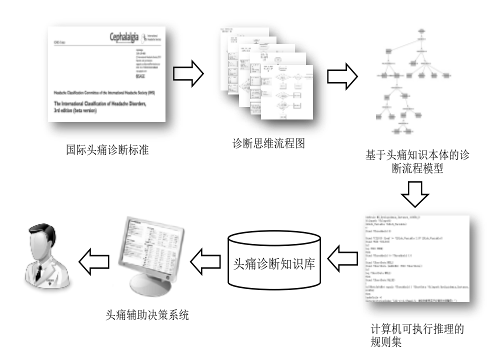


图 2　头痛诊断知识建模及知识库构建流程

首先临床专家将国际头痛诊断标准转换为诊断思维流程图。诊断流程如下：根据头痛病程将头痛分为慢性和非慢性。慢性头痛的发病标准较为明确，所以先根据发病时间和发病次数判断是否是慢性头痛。在非慢性头痛中，由于丛集性头痛和其他三叉神经痛有明显神经自主症状，所以在临床上较易观察到，故先诊断这类疾病。在丛集性头痛和其他三叉神经痛这一大类中，根据发病率的高低决定排除的先后顺序。在排除丛集性头痛和其他三叉神经痛的基础上，再来判断是偏头痛还是紧张型头痛。临床上二者的判断指标基本一致，只是诊断标准不同。由于偏头痛的特异性要高于紧张型头痛，所以先判断是否是偏头痛，再判断是否是紧张型头痛。最后，无法判断的头痛归为其他原发性头痛。

流程图无法被计算机理解，需要将其进一步处理。工程技术人员在理解流程图以后，提取头痛概念本体，然后将流程图转换为临床知识表达模型。本论文中选取国际上最新的 SAGE 模型[11]作为临床知识表达模型。SAGE 模型由许多预定义好的临床信息类组成，最重要的类是推荐集合（recommendation set），推荐集合由有向活动图（activity_graphs）组成。在 SAGE 中，使用了国际工作流管理联盟定义的工作流过程定义语言（workflow process definition language，WPDL）作为有向活动图语义表达的基础。一个有向活动图是由 Action，Decision，Context 和 Route 四类节点组成的 WPDL 过程的实例化。Context 节点作为过程的入口，由激发事件（triggering event）类指定执行推荐的临床上下文。可将其设为当医生有辅助诊断需求并向系统发出求助时，诊断推理开始。Decision 节点表示决策中需要作出选择时的决策点。在 Decision 节点中列出几个选项，并给出作出选择的条件。决策只能且必须在这些选项中选择一个，不可以出现不选择或者选择多余一个的情况。选择的条件可以是简单的逻辑条件（如，and，or）或比较条件（如，>，<，=），也可以是包含多种比较和逻辑的复合条件。如在偏头痛的诊断标准中，头痛需要满足如下两个条件中的一项：恶心和/或呕吐；畏光和畏声。这类判断无法在 SAGE 模型中直接表达，必须对其进行拆分。分析这条诊断标准，可以有七种可能的情况，将这七种情况以“或”的形式在 decision 节点中以一级子条件表达式的形式予以表达，对于某些子条件表达式，还可以进行拆分，再以二级子条件表达式的方式表达。Action 节点是整个推荐流程的叶子节点，需要明确采取的行为，如提醒吃药等。在本文中 Action 即为诊断结论，是 Observation 类中的一个实例。经过以上几个节点的表达，诊断的整体流程形成了基于头痛概念本体的诊断流程模型。

但是这种知识表达模型无法被计算机直接用来执行推理。由于头痛是一类具有明确诊断标准的疾病，易于写成“if…then…”格式的规则，因此本文通过规则映射的方法将诊断模型转换为规则集合。这样的规则集合就是可以被计算机推理引擎使用的知识库。

使用本方法建立的知识库可将知识从计算机代码中独立出来，如果系统建成后知识需要更新（如国际头痛诊断标准由 2004 年发布的第二版 ICHD-Ⅱ升级为 2013 年发布的第三版 ICHD-III beta），相应地，辅助决策系统中的知识也应该随之更新。按照本方法构建的知识库，可直接更新知识库中的内容，不需要更改系统代码，使系统具备知识更新能力。

1.2.2 基于 Web 服务的推理引擎技术

推理引擎是计算机辅助决策系统提供诊断结论的主要部件。推理引擎根据系统输入数据，利用知识库中的内容，按照一定的推理策略，得出当前问题的答案。现有的临床辅助决策系统大多将推理引擎直接构建于系统内，推理引擎的更新或替换都可能会导致系统的重复开发工作。

本文基于 Web Service 技术将推理引擎封装成部署在服务器上的软件服务，即以 Web 服务的形式向系统上层提供推理功能。上层只需要按照接口标准提供患者数据，并将数据通过网络传递给服务器端的推理引擎，基于 Web 服务的推理引擎经过推理后，将诊断结论通过网络返回给上层。基于 Web 服务的推理引擎如图 3 所示。

基于 Web 服务的推理引擎有如下优势：a）系统和推理引擎的交互保持了低耦合性，即使将来推理引擎升级，只要接口格式不变，也无须改动系统调用的代码;b）平台无关性，Web 服务使用的 HTTP 和 SOAP 等协议已经是互联网上通用的协议，任何能够访问 Internet 的平台都可以访问 Web 服务。无论 PC 端还是移动端都能调用推理引擎和接收推理引擎的结论;c）本系统建成后，需要满足多家医院同时访问的需求，以本文方法构建的推理引擎并发性能良好，可以满足多个终端同时调用的需求。

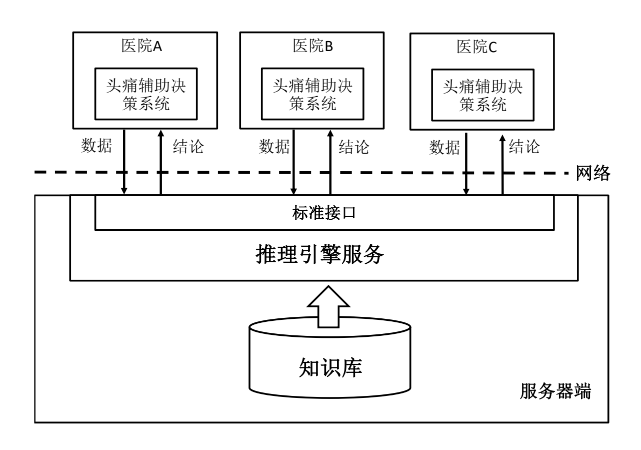


图 3　基于 Web 服务的推理引擎

1.3　系统主要功能

本系统除了开发基于 ICHD 的知识库及其推理技术以外，还提供面向医生的原发性头痛辅助决策系统和与其配套使用的基于移动端 APP 的患者电子头痛日志系统。两种系统配合使用，通过各种辅助决策功能提高医生诊断准确率。其中，原发性头痛辅助决策系统根据医生诊疗习惯，覆盖完整的头痛诊断流程，从辅助问诊、辅助诊断、参考用药、自动生成头痛报告和头痛日志数据分析。电子头痛日志系统帮助患者记录头痛症状，通

过发作程度和频率评估治疗结果，形成个人头痛电子健康档案。

1.3.1 面向医生的原发性头痛辅助决策系统

a）辅助问诊。辅助问诊功能要解决医生在问诊时的两个问题：问题 1：诊断头痛时根据诊断标准应该询问患者哪些头痛症状？问题 2：对于某个症状，如何提问让患者最容易理解，不会出现理解偏差？本系统的所有输入项都来自于 ICHD，是在诊断中必需的信息。在使用系统的过程中，医生可以按照界面提示内容，逐项询问患者病情，减少问诊遗漏。如果不清楚某个症状如何询问，医生可以点击输入项后面的“？”按钮，系统会弹出对话框给医生提供问诊提示，如图 4 所示，有助于医生准确描述问题，便于患者理解，配合问诊。

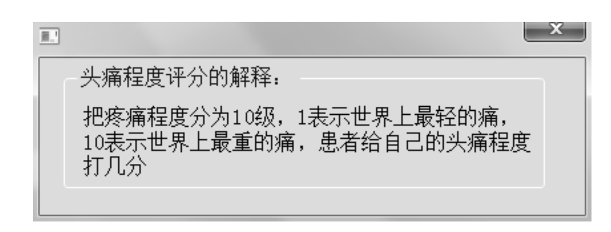


图 4　辅助问诊中的头痛程度评分的解释

b）辅助诊断。辅助诊断是本系统的核心功能，既需要帮助医生判断患者患有哪种类型的头痛，同时也承担着国际头痛诊断标准的宣教、推广功能。当医生在问诊步骤输入完信息后，系统会给出诊断建议，供医生参考。医生需要判断是否采纳系统建议，如果不采纳，需要医生在下方写出诊断结论，如图 5 所示。如果医生不清楚为什么会得出诊断结论，可以点击“诊断依据”按钮，系统会给出某种类型头痛的诊断标准，医生可以查看最新版的国际头痛协会诊断标准，有助于对诊断标准的熟悉和理解。



图 5　辅助诊断界面

c）参考用药。对于一些不熟悉原发性头痛疾病的医生，同样也不知道对于某种类型的头痛，哪些药物是常用药，哪种药针对哪一类患者。本系统根据医生的诊断结论，针对性地列出这种疾病的参考用药。参考用药分为急性期用药和预防期用药，急性期药物又分为特异性药物和非特异性药物，如图 6 列出了无先兆偏头痛的参考用药。医生也可以根据所在医院药房的实际情况自己写处方。



图 6　无先兆偏头痛的参考用药

d）自动生成患者病历。门诊一般病人很多，工作量很大，医生写病历很费时间。本系统可根据上述几步填写的患者头痛症状、诊断结论、医嘱，自动生成患者病历。医生可以修改病历。系统提供病历打印功能，患者可以带走。每一份头痛病历后有医生的电子签名。

e）头痛日志数据分析。头痛患者来就诊时经常忘记自己的头痛特征，给诊断带来困难。如果患者在头痛发作时使用基于移动端 APP 的电子头痛日志，记录下头痛发作时的准确症状，并把数据上传到服务端。当其再次就诊时，医生就可以在系统中看到患者记录的头痛日志，并可以进行各种指标的统计分析，如图 7 所示。如患者服药后，头痛发作次数是否减少，程度是否减轻等。此功能需要与面向患者的电子头痛日志系统配合使用。

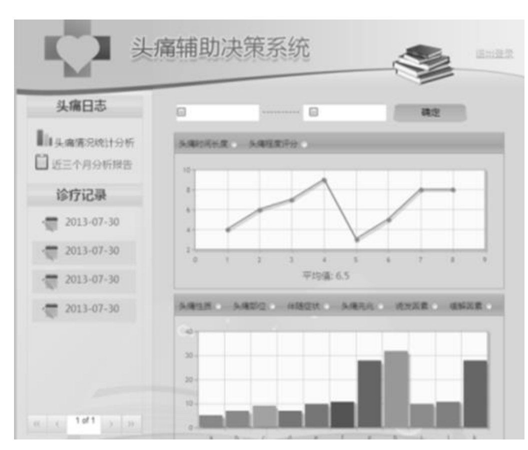


图 7　电子头痛日志数据分析

1.3.2 基于移动端 APP 的患者电子头痛日志系统

为了解决患者来就诊时遗忘自身头痛特征的问题，本文开发了面向患者的电子头痛日志系统。患者可以在头痛刚开始发作时和头痛结束后通过本系统录入头痛症状，包括头痛开始时间，结束时间，头痛部位、疼痛性质、头痛程度、头痛伴随症状，日常活动是否加重等信息（图 8(a)）。这些信息对于原发性头痛的诊断非常关键。系统会根据患者输入的头痛日志生成分析报告（图 8(b)），当再次就诊时，可将报告给医生查看。这种方式比患者单凭回忆向医生描述头痛症状要准确，有助于向医生提供更准确的头痛信息，便于医生作出更准确的诊断。



(a)记录头痛症状　　(b)患者头痛分析报告

图 8　电子头痛日志

2　系统临床评估

2.1　系统诊断准确度评估

开发本系统的目的是为了提高各级医院，尤其是非专科医生的诊断准确率，所以系统诊断准确率是衡量本系统优劣的重要指标。本系统在北京市某三甲医院国际头痛中心头痛专病门诊进行了为期四个月的临床评估，共采集到前来就诊的 543 例患者数据。评估实验流程如下：患者进入头痛门诊后，由对于头痛诊断标准不熟悉的实习医生负责记录患者的头痛症状，如头痛部位，头痛持续时间，发作频率，疼痛程度，伴随症状和头痛先兆等，由头痛辅助决策系统作出诊断。然后再由三位头痛专家组成的专家组看过病历后，给出最终诊断，专家的诊断作为金标准。最后，对于每个头痛案例，将专家的诊断和系统诊断进行比较。Cohen’s kappa（κ）用于计算二者诊断的一致性。指南建议 κ 值大于 75%表明非常好的一致性，在 75%和 40%之间表明相对不错的一致性，低于 40%表明一致性很差。使用 5%的显著性水平和 95%的置信区间。本方法可正确识别出 159/160（99.4%）的无先兆偏头痛，36/36（100%）的先兆性偏头痛，20/21（95.2%）的慢性偏头痛和 37/59（62.7%）的可能性偏头痛。系统也正确识别出 157/180（87.2%）的紧张型头痛病人，其中偶发性紧张型头痛为 12/13（92.3%），频发性紧张型头痛为 99/101（98.0%），慢性紧张型头痛为 18/20（90.9%），可能的紧张型头痛为 28/46（60.9%）。从集性头痛和新发每日性头痛的正确识别率分别为 90.0%和 100%。

本系统诊断头痛的敏感度、特异度，kappa 值如表 1 所示。这些结果表示本方法在诊断无先兆偏头痛，有先兆偏头痛，慢性偏头痛，偶发性紧张型头痛，频发紧张型头痛，慢性紧张型头痛，从集性头痛和新发每日性头痛是准确和可靠的。对于可能的偏头痛和可能的紧张型头痛来说，虽然特异度很高（偏头痛 98.76%，紧张型头痛 97.99%），但是敏感度相对较低，偏头痛 62.71%，紧张型头痛 60.87%。κ 值表明一致性相对较好，偏头痛为 0.6978，紧张型头痛为 0.639。

表 1　原发性头痛辅助决策系统诊断准确度

头痛名称	敏感度/%	特异度/%	κ
无先兆偏头痛	99.38	97.91	0.9606
先兆性偏头痛	100	100	1
慢性偏头痛	95.24	99.62	0.9274
可能的偏头痛	62.71	98.76	0.6978
偶发性紧张型头痛	92.31	99.81	0.9212
频发性紧张型头痛	98.02	99.55	0.9757
慢性紧张型头痛	90	99.43	0.8733
可能的紧张型头痛	60.87	97.99	0.639
从集性头痛	90	99.61	0.910
新发每日性头痛	100	100	1

2.2　系统功能评估

本文采用问卷评估的方式让使用本系统的医生对系统的功能进行评价。共有 8 位医生使用过本系统超过一年的时间。这 8 位医生共分为两类，一类是头痛专科的医生，另一类是无头痛专科学习经历的进修人员，即非专科医生。每一类医生的数量都是 4 名。对此 8 位医生分别进行不记名问卷评估，医生根据自己在使用过程中的感受填写评估表。评估表中的每道题得分分为 0-5 六个选项，0 表示“无意见”，1 表示“很不重要”，2 表示“不太重要”，3 表示“一般重要”，4 表示“重要”，5 表示“非常重要”。对 8 份数据进行了统计，表 2 列出了医生们对系统功能的评价结果。

表 2　系统功能评价得分统计

题目	全体		专科医生		非专科医生	
	Avg	Std	Avg	Std	Avg	Std
系统提示可能患有的头痛对于防止误诊很有帮助	3.88	0.78	3.5	0.5	4.25	0.83
即使对该病不了解也能利用系统辅助问诊诊断	4.25	0.66	3.75	0.43	4.75	0.43
系统能起到规范医生诊疗行为的作用	4.00	0.86	3.75	0.83	4.25	0.83
系统基于诊断标准，使医生更好理解头痛诊断	4.38	0.70	4	0.71	4.75	0.43
自动生成病历可以节省患者就诊时间	4	1	3.25	0.83	4.75	0.43
电子头痛日志有利于记录下患者真实头痛状态	4.25	0.66	3.75	0.43	4.75	0.43

从表 2 中可以看出，医生们对于系统的评价较好，非专科医生比专科医生的评价要高。非专科医生对系统的各项打分要高于专科医生，这是因为非专科医生对头痛领域的认识不足，所以他们普遍认为此类系统对他们具有较大帮助。

3　讨论

本系统主要针对原发性头痛，但是在诊断原发性头痛之前

必须要先排除继发性头痛。本文根据国内神经内科常用的 10 个“红旗标志症状（red flag symptom）”来筛查继发性头痛（拥有红旗标志症状的头痛往往意味着严重的器质性病变）。这些标志是“突然发生的头痛、逐渐加重的头痛、伴有系统性病变征象（发热、颈强直、皮疹）的头痛、神经系统局灶症状和体征（除典型的视觉、感觉先兆之外）、伴有认知障碍的头痛、视乳头水肿、由咳嗽、用力动作诱发的头痛、妊娠期或产后头痛、癌症患者或 AIDS 患者出现新发头痛、50 岁后的新发头痛”。按照系统设定的流程，医生在使用本系统时，需要问清楚患者是否具有以上特征，如果具有以上特征，需要考虑继发性头痛。如果没有上述症状，再继续原发性头痛的问诊。

本系统针对原发性头痛设计和开发，但是很多原发性头痛并不是泾渭分明，有些学者认为几种原发性头痛之间存在交叠[12]，即既有一种头痛的症状，同时伴有另一种头痛的症状，但是两种头痛的诊断标准都不完全满足，最常见的存在交叠的头痛是偏头痛和紧张型头痛，偏头痛和丛集性头痛的症状也会存在交叠。在临床诊断中，常会遇到患者的症状处于交叠之中的情况。每种头痛的治疗是不同的，作为临床医生必须判别出患者更倾向哪一种头痛，从而采取针对性的治疗。但是这种症状非典型的情况给医生诊断带来困难，也使基于国际头痛诊断标准的计算机系统无法判别，这也是系统对于可能的偏头痛和可能的紧张型头痛诊断准确度相对较低的原因。这既是临床诊断中的挑战也是计算机辅助诊断中的挑战。本文的知识建模和推理方法是基于知识的推理，因此可考虑将基于案例的推理或者其他基于数据的推理融合进来，形成一种混合推理模式，利用混合推理处理不确定问题的能力去提高这类特殊疾病的诊断准确率。

4　结束语

原发性头痛是一类发病率高且诊断正确率较低的疾病。本文提出一种将文本化的国际头痛诊断标准转换为计算机可执行推理的临床知识建模和知识库构建技术,可利用规则推理引擎实现原发性头痛的自动推理诊断。并以此为基础设计开发了面向非专科医生、覆盖头痛完整诊疗流程的原发性头痛辅助决策系统。评估实验表明该系统对于大部分常见的原发性头痛都具有较高的诊断准确率，可提高非专科医生的诊断水平。但对于疾病症状存在交叠的复杂头痛，诊断准确率仍可进一步优化，这也是本文未来的研究方向。

参考文献：

[1] 董钊，于生元. 神经病理性疼痛与头面痛 [J]. 中国现代神经疾病杂志, 2013, 13 (9): 752-754.

[2] Guerrero Á L, Rojo E, Herrero S, et al. Characteristics of the first 1000 headaches in an outpatient headache clinic registry [J]. Headache: the Journal of Head and Face Pain, 2011, 51 (2): 226–231.

[3] 于生元. 头痛诊治要点概览 [J]. 中国实用内科杂志, 2010, 30 (6): 493-494.

[4] Liu Ruozhuo, Yu Shengyuan, He Mianwang, et al. Health-care utilization for primary headache disorders in China: a population-based door-to-door survey [J]. Journal of Headache and Pain, 2013, 14 (1): 1-8.

[5] 乌欣蔚，杨晓苏. 慢性每日头痛的研究进展 [J]. 中国全科医学, 2014, 17 (34): 4133-4136.

[6] Headache Classification Committee of the International Headache Society. The international classification of headache disorders, 3rd edition (beta version) [J]. Cephalalgia, 2013, 33 (9): 629-808.

[7] Khayamnia M, Yazdchi M, Vahidiankamyad A, et al. The recognition of migraine headache by designation of fuzzy expert system and usage of LFE learning algorithm [C]// Proc of the 5th Iranian Joint Congress on Fuzzy and Intelligent Systems. 2017: 50-53.

[8] Hasan M R, Hasan M S, Siraj F. An expert system based headache solution [C]// Proc of IEEE Symposium on Computer Applications and Industrial Electronics. 2013: 287-292.

[9] Krawczyk B, Simić D, Simić S, et al. Automatic diagnosis of primary headaches by machine learning methods [J]. Central European Journal of Medicine, 2013, 8 (2): 157-165.

[10] 田宸宇，唐聃，赵武. CT 对比剂智能应用专家系统的研究与开发 [J]. 计算机应用研究, 2017, 34 (07): 2088-2089.

[11] Tu S W, Campbell J R, Glasgow J, et al. The SAGE Guideline Model: achievements and overview [J]. Journal of the American Medical Informatics Association, 2007, 14 (5): 589-598.

[12] Kaniecki R. G. Migraine and tension-type headache An assessment of challenges in diagnosis [J]. Neurology, 2002, 58 (6): 15-20.